

쾌-불쾌 EEG신호 판별분류 비교분석에 관한 연구

임성식*, 김치용*

외부 환경으로부터 오는 다양한 자극에 대한 인체의 생리적 반응을 알아보기 위해 EEG 생리신호 중 청각자극에 대한 쾌-불쾌 자극의 반응을 분류하기 위해 시계열분석방법과 다변량분석방법을 적용하였다. 쾌-불쾌 반응을 판별분류하는데 적용된 방법은 ARIMA모형에 의한 방법과 개입분석모형에 의한 방법으로서 이들을 적용하여 얻은 결과를 판별비교분석하였다. 개입모형에 의한 뇌파신호 분석법이 판별분류결과 훨씬 더 높은 분류율을 나타냈으며 또한 정확도 역시 높게 나타났다. 본 논문에서는 인간의 쾌, 불쾌한 감성을 뇌파신호를 통해 객관적으로 정량화하고 이를 분류할 수 있는 방법을 제시하였으며 설문지 등에 의한 기존의 주관적인 감성평가 방법의 문제점을 보완하는데도 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

< 차 례 >

I.서론

II.신호분석방법

III.뇌파자료에 대한 결과 비교분석

IV.결론

* 서경대학교 이공대학 교수

I. 서론

급격한 외부환경의 변화와 더불어 인체생리변화로 인해 전기생리학의 발달은 질병진단 및 치료의 목적에서 인간의 신체활동, 인지과정, 감성변화 등을 측정하는 분야까지 많은 영향을 주고 있다. 그러나 전기생리학 발달에도 불구하고 개인별 인체생리변화의 차가 매우 크고 신체의 리듬이 변화무상하기 때문에 생리신호의 변화에 대한 객관적인 모형이 구축되지 못하고 있는 실정이다. 생리신호 중 EEG(electroencephalogram)신호의 경우 수많은 신호처리 방법론이 수없이 제시되었지만, 일관성 있고 신뢰성 있는 분석방법이 아직까지 개발되어 있지 못한 상태이다.

EEG신호는 신호자체가 규칙성을 보이지 않는 불규칙한 신호이며 그 특성이 시간에 따라 변화하는 비정상성 신호이다. 또한 눈 움직임이나 근육의 미세한 변화 등과 같은 원치 않는 요인에 의해 소위 잡음(noise)이 발생할 수 있으므로 EEG 신호의 불규칙성으로 인해 이들 잡음을 제거하기가 쉽지 않다. 이와 같은 불규칙성을 나타내는 EEG 신호가 일정한 영역안에서는 정상성을 만족한다는 가정 하에 EEG 신호를 짧은 시간 크기의 분석창으로 나누고 시계열 분석을 실시하고 신경망 이론을 이용하여 이를 분류하려는 연구가 진행되기도 하였다(Anderson *et al.*, 1997 ; Andreassi, 1995 ; Carson, 1991 ; Jasper, 1958). 이와 같은 시계열 분석과정에 의해 얻어진 추정값을 다변량분석법인 판별분석법을 적용하여 신호를 분류하는 연구도 있었다(임성식 *et al.*, 1998).

또한 시계열 분석법과 주파수 분석법을 동시에 고려한 시간-주파수 방법에 관심을 두고 있으며 그 일종인 웨이브렛 변환이 소개되고 있다. 뇌파측정신호를 정량화하는 변환방법으로서 웨이브렛 변환이 적용된바 있으나 이는 사용할 수 있는 많은 웨이브렛 함수들과 확장함수들 중 극히 제한된 함수들과 제한된 EEG신호만을 이용하여 분석하였다(김정환, 1996). 또한 푸리에 변환이나 웨이브렛 변환을 이용한 방법의 단점을 보완한 방법으로서 Matching Pursuit방법이 소개되었다(Mallat & Zhang, 1993).

한편 국내에서의 뇌파분석연구는 주로 신경정신과 영역에서 이루어져 왔으나 그 수준이 아주 미미한 상태로 선진 외국에 비해서는 초기단계에 불과하다. 최근에는 EEG 신호를 통해 쾌-불쾌 자극을 객관적으로 정량화 하는 연구가 진행되고 있다(김정한 *et al.*,1997 ; 최정미 *et al.*,1998 ; Min Cheol Whang *et al.*,1996).

본 연구는 각 전극부위별로 30초의 EEG 신호를 0.5초 단위로 overlap 시키면서 1초 시간대별로 창을 분할하며 분할된 신호를 이용하여 적합한 ARIMA모형의 차수를 추정하고, 추정된 계수를 이용하여 쾌-불쾌 자극을 판별분류를 하였다. 그리고 어떤 한 시점 또는 그 이후 계속된 시점에서 이상값이 아닌 외부의 갑작스런 충격요인인 개입요인(쾌 자극과 불쾌 자극)이 발생하는 경우, 적용가능한 모형인 개입분석모형을 이용하여 모형을 식별하고 모수를 추정하며, 이 추정된 계수를 적용하여 판별분석을 실시하였다. 따라서 ARIMA모형에 의한 판별분석결과와 개입모형에 의한 결과를 서로 비교분석하여 어떤 분석법이 보다 좋은 결과를 제공하는가에 대해 알아보았다.

II. 신호분석방법

1. ARIMA모형

주어진 시계열 자료에 대한 모형수립과정에서 첫 번째로 시행되어야 할 과정은 자료에 대한 정상성 여부의 결정이다.

시계열 자료가 정상성의 조건을 만족하는 상태로 변환이 되었다면, Box-Jenkins에 의해 제시된 모형수립 3단계에 따라 표본자기상관함수, 표본부분자기상관함수등의 식별통계량을 이용하여 잠정모형을 선택하고, 잠정모형에 대한 모수를 추정하며 추정결과 잠정모형의 적합성을 진단하는 등의 3단계 절차에 따라 실시한다. 이와 같은 3단계를 반복하여 만족스런 모형이 선택될 때까지 계속되는 과정이다.

시계열 자료에 대한 일반적인 모수적 모형은 $ARIMA(p, d, q)$ 로 표기되는 자기회귀누적이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형으로서 다음과 같이 정의한다.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d w_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t \quad (2.1)$$

여기서 w_t 는 적절한 변환을 통하여 얻어진 정상시계열이고, $\{a_t\}$ 는 평균이 0, 분산이 σ_a^2 인 백색잡음과정(white noise process)이라 가정하며, 차수 p, d, q 에서 p 는 AR의 차수이고 d 는 차분차수, q 는 MA의 차수이다.

한편, $AR(p)$ 과정은 시계열 자체에 대해 회귀형태를 취하는 과정으로서 p 개의 과거값들의 가중합과 이들에 의해 설명되지 않는 부분인 오차항 a_t 의 선형결합으로 표기되며, $MA(q)$ 과정은 현재와 과거의 백색잡음들의 가중선형결합으로 표현되는 모형이다.

2. 개입분석모형

시계열 자료는 갑작스런 외부 충격요인 즉, 예를 들면, 금융실명제, 6.25이후 우리나라가 겪고있는 최대의 어려움인 IMF사태 발생, 전쟁의 발발 등과 같은 요인들에 의해 종종 영향을 받는데 이런 요인들을 개입(intervention)이라 하며 이들의 효과를 분석하는 방법이 개입분석이다.

일반적으로 개입분석을 위해서는 개입요인 변수에 대한 형태를 먼저 정의하여야 한다. 개입요인 변수는 2가지 형태로 이루어져 있는데 그 하나는 개입요인 발생이후 그 효과가 모든 시점에 영향이 지속되는 경우와 개입요인 발생시점에서만 영향을 미치는 2가지 형태로 정의된다.

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & , t < T \\ 1 & , t \geq T \end{cases} \quad \text{와} \quad P_t^{(T)} = \begin{cases} 0 & , t \neq T \\ 1 & , t = T \end{cases} \quad (2.2)$$

정의된 개입요인의 변수에 따라 개입요인의 효과는 여러가지 형태로 표현이 가능하며 일반적인 형태는

$$\frac{w(B)B^b}{\delta(B)} S_t^{(T)} \quad \text{또는} \quad \frac{w(B)B^b}{\delta(B)} P_t^{(T)}$$

와 같다.

여기서 $w(B) = w_0 - w_1B - \dots - w_sB^s$, $\delta(B) = 1 - \delta_1B - \dots - \delta_rB^r$ 로 B 의 다항식이며 B 는 후행연산자(backshift operator)이고, b 는 개입효과에 대한 지연시차이고 $w(B)$ 에서 w_j 는 개입의 초기 기대효과를 의미하며 $\delta(B)$ 는 개입의 영구적 효과를 나타내는 식이다. 이에 대한 보다 자세한 내용은 Abraham과 Ledolter (1983), Box, Jenkins와 Reinsel (1994) 또는 Wei (1990)를 참조하기 바란다. 따라서 개입분석모형은 다음과 같이 정의된다.

$$Y_t = \sum_{j=1}^k \frac{w_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} X_{jt} + N_t \quad (2.3)$$

여기서 $\frac{w_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)}$ 는 j 번째 개입에 대한 기대되는 개입효과를 의미하고, X_{jt} 는 개입변수로서 $S_t^{(T)}$ 또는 $P_t^{(T)}$ 이며 N_t 는 잡음모형이다.

개입모형을 분석하기 위해서는 먼저 개입요인이 발생하기 전 자료 $\{Y_t: t < T\}$ 을 이용하여 잡음 N_t 모형에 대해 ARIMA 모형식별 방법인 모형수립 3단계 과정에 의해 모형을 식별, 추정 및 진단한다. 만일 정상성의 조건을 만족하지 않으면 정상성을 만족하도록 자료를 정상화하여 시계열분석을 하여야 한다. 잡음모형이 적합하면 개입요인의 형태와 효과에 의해 적절한 개입모형을 결정하고 개입효과를 나타내는 모수를 추정하여야 한다. 그러나 모형이 적합하지 않다면 적절한 수정을 거쳐 모형수립 3

단계과정을 반복 실시하여 최적의 모형을 선택하게 된다.

3. 판별분석

판별분석이란 계량적으로 측정된 설명변수들을 이용하여 범주형의 종속변수를 분류하는 방법으로써, 이미 정해진 집단(group)간의 차이를 의미 있게 잘 설명해줄 수 있는 설명변수들을 찾아내어 이들의 선형결합(linear combination)으로 판별함수를 만든다. 그리고 그 판별함수에 의하여 분류하고자 하는 각 대상들의 특성을 대입하여 각 대상들이 어떤 집단에 속하는가를 판단하는 것이 판별분석의 목적이다.

판별분석에서의 기본가설은 “각 집단간에 평균이 같다는 것”을 가정하는 것으로서 집단들간의 차이를 가장 의미 있게 설명해주기 위한 기준으로서 (집단간의 분산)/(집단내의 분산)의 비율을 사용하며, 이를 극대화시키는 설명변수들의 선형결합을 판별함수라 한다. 다시 말하면, 판별함수는 집단내 분산에 비하여 집단간 분산이 최대가 되도록 하는 선형결합을 만드는데, 그 식은 다음과 같다.

$$y = l_1x_1 + l_2x_2 + \cdots + l_px_p \quad (2.4)$$

여기서 y 는 판별함수에 의해 얻어지는 판별점수(discriminant score)이고, $l_i, (i=1, 2, \dots, p)$ 는 판별 가중값이고, $x_i, (i=1, 2, \dots, p)$ 는 판별변수(설명변수)를 의미한다. 한편, 최적의 판별식이 산정되기 위해서는 각각의 집단이 다변량 정규분포를 이루고 모집단의 공분산행렬이 같아야한다는 가정을 만족시켜야 한다.

여러 판별함수 중 피셔의 선형판별함수는 두 모집단 각각의 평균 사이의 거리가 최대가 되는 판별가중값과 동일 공분산행렬을 이용하여 함수를 구한 후 두 모집단의 분류기준값을 계산하여 임의의 대상을 판별분류하는 방법이다. 또 일반화된 거리에 의한 판별함수는 한 개체로부터 각 모집단의 중심거리인 공분산행렬에 의해 얻은 사후확률을 이용하여 판별분류하는 방식이다. 그러므로 새로운 대상이 어떤 집단에 속하는지를 판

단하는 기준도, 그 대상의 판별변수들의 값을 판별함수에 대입하여 구한 판별점수에 의해 분류된다.

판별분석에서 판별함수는 하나 이상이 될 수 있는데 판별함수의 수는 집단의 수에서 하나를 뺀 값과 판별변수의 수중에서 작은 값 보다 작거나 같아야 한다. 판별함수는 판별하는데 가장 기여도가 높은 것부터 순서대로 도출되는데 나중에 도출되는 판별함수는 거의 기여도가 없는 경우도 있다. 따라서 몇 개의 판별함수까지 고려하느냐 하는 문제가 생기는데, 고유근의 비율이나 정준상관계수 또는 유의성 검정등에 의해 판별함수의 수가 결정된다. 그러나 대부분의 실제 문제에 있어서는 둘 이하를 취급하는 것이 보통이다.

판별식이 얼마나 대상들을 잘 분류하는가의 지표로 이용되는 통계량으로 적중율(hit ratio)이 있다. 적중율을 평가하기 위한 기준으로서 C_{\max} 나 C_{pro} 를 사용하는데, C_{\max} 는 전체집단을 표본의 수가 가장 많은 하나의 집단으로 분류하였을 경우의 적중율을 의미하며 C_{pro} 는 각 대상을 무작위로 집단의 크기에 의한 사전확률에 따라 분류하였을 경우의 적중율을 의미한다. 여기서 C_{\max} 와 C_{pro} 의 계산식은 다음과 같다.

$$C_{\max} = \frac{\text{최대빈도집단의 표본수}}{\text{전체표본수}} \quad , \quad C_{pro} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\text{집단 } i \text{의 빈도수}}{\text{전체 표본수}} \right)^2$$

따라서 판별식에 의한 적중율의 평가는 C_{\max} 나 C_{pro} 의 값을 이용하여 비교하는데 일반적으로 적중율의 증가율이 이러한 기준값 보다 20~30% 정도 크면 판별분류가 잘 되었다고 할 수 있다(채서일, 1994).

III. 뇌파자료에 대한 결과 비교분석

3.1 분석대상 자료

청각자극에 의한 뇌파를 측정하기 위하여 인켈사의 출력이 100W인 오디오(AVP-8500G)를 통하여 청각장애가 없는 20세 전후 남녀 17명의 피험자들에게 Spectrum 32 뇌파측정장비를 이용하여 뇌파신호를 측정하였다. 측정된 EEG뇌파신호는 청각자극을 제시하기 전 휴식상태에서 30초 동안 신호를 측정하고, 그 후 30초 동안 새소리, 파도소리, 성당의 종소리, 아기울음소리, 쇠사슬 톱 소리, 차 충돌 소리 등 CD에 담긴 효과음 여섯 가지를 각 피험자에게 들려주고 신호를 측정하였다. 이들 여섯 가지 효과음에 대한 측정결과 중 피험자들이 가장 쾌적이라 반응한 청각음과 가장 불쾌적 반응을 나타낸 청각음의 뇌파자료를 분석대상으로 선택하였다.

3.2 변수의 선택

청각자극에 가장 많은 영향을 미치는 뇌파 생리신호로는 뇌의 측두엽 즉, 좌우 귀 가까운 위치에 있는 신호로 알려져 있으며, 뇌의 각 부위별로 측정된 21개 채널 중 16개의 채널을 이용하여 청각과 관련된 전극부위 신호와의 상관관계를 고려하여 청각에 영향을 미치는 변수 즉, 전극부위를 선택하였다. 일반적으로 청각뇌파자극에 대한 분석에 주로 이용되는 채널은 좌측은 T_3 , T_5 , 우측은 T_4 , T_6 채널로 알려져 있다.

실제 통계분석결과 전극부위의 선택에 대해서는 임성식 *et al.*(1998)의 연구보고서에 의하면 변수선택결과 뇌의 좌측부위에서는 T_3 , T_5 , C_3 , P_3 이고, 우측부위에서는 T_4 , T_6 , C_4 , P_4 가 상관관계가 가장 높은 것으로 나타났다. 따라서, 이들 8가지 전극부위의 신호를 청각과 관련된 뇌파를 분석하기 위한 변수로 선택하였다.

3. EEG신호에 대한 모형분석

본 연구의 가장 큰 목적은 선택된 변수들을 이용하여 ARIMA모형에 의한 분석법과 개입모형에 의한 분석방법을 적용하여 쾌 반응을 나타내는 신호와 불쾌 반응을 나타내는 신호를 분류하는 것이라 하겠다. 먼저 정상성 여부를 검토한 결과 모든 시간대에서 정상성의 조건을 만족하기 때문에 분산의 상수화 또는 차분을 할 필요가 없지만 그러나 진폭의 변화를 줄이기 위하여 자연대수 변환을 하였다.

ARIMA모형을 이용한 분석에서 비정상성을 제거하기 위하여 우선 각 전극 부위별 신호를 1초 단위시간대별로 창을 분할하고 또한 0.5초단위로 서로 overlap 시킨 자료들을 이용하여 ARIMA분석을 실시하였다. 하나의 뇌파신호에 대하여 0.5초 단위별로 overlap시킨 결과 59개의 창에서 분석모형이 만들어진다.

그러므로, 적합한 시계열 모형을 식별하고 모수를 추정하기 위해 모형수립 3단계과정결과 잠정모형은 자기상관함수의 경우 시차가 증가함에 따라 sine 곡선형태를 나타내면서 점점 감소하는 형태이거나 또는 지수적으로 감소하는 형태이므로 자기회귀모형이며, 또한 부분자기상관함수를 보면 시차 8부터 절단형태 즉 함수들의 값이 “0”임을 의미하므로 차수가 7인 자기회귀모형이 잠정 모형으로 적절함을 알 수 있다. 진단결과 일반적으로 대부분의 자료에 대해 AR(7)모형이 가장 적합한 모형으로 식별됨을 알 수 있었다(임성식 *et al.*, 1998).

따라서, 59개의 창으로 분할된 시간영역에서 AR(7)모형을 적용하여 각 전극부위별로 계수를 추정하였으며, 하나의 뇌파 신호에 대하여 쾌 자극과 불쾌 자극의 판별기준 자료로 이용되는 계수들의 값은 각각 59개의 창에서 얻어진 계수값들의 평균값을 적용하여 판별분류하였다.

한편, 개입분석을 적용하기 위해서는 우선 EEG신호의 개입효과 발생 여부를 검토하여야 하는데, 쾌 자극 또는 불쾌 자극을 제시한 시점에서 뇌파신호가 많은 영향을 받다가 시간이 점점 흐름에 따라 점차 그 영향이

줄어드는 형태로 나타나므로 개입요인의 효과가 있다고 사료된다.

따라서, 개입모형을 이용한 분석을 위해 먼저 개입효과가 발생하기 전 휴식상태에서 측정된 EEG신호 자료에 시계열 모형수립 3단계과정을 적용하여 분석한 결과는 <표 3.1>과 같다. <표 3.1>에서 잡음(N_t)에 대한 자기상관함수(SACF)와 부분자기상관함수(SPACF)를 살펴보면 자기상관함수는 시차가 증가함에 따라 sine 곡선형태를 띄면서 지수적으로 감소하는 형태임을 알 수 있다. 또한 부분자기상관함수를 보면 시차 8부터 절단형태 즉 함수들의 값이 “0”임을 의미하므로 차수가 7인 자기회귀모형이 잡음 모형으로 타당하다고 사료된다. 따라서 AR(7)모형에 대한 추정 및 모형진단 결과 차수가 7인 AR모형이 가장 적합한 잡음(noise)모형으로 나타났다.

자극을 제시한 이후의 시점에서는 개입요인의 효과가 발생하며 또한 이 효과는 시간의 흐름에 따라 효과가 점점 줄어드는 양상을 나타내므로 개입반응함수는 $\frac{w}{1-\delta B} P_t^{(T)}$ 을 적용하기로 하였다. 여기서 w 는 쾌-불쾌 자극의 제시에 따른 효과를 나타내며 δ 는 자극의 영구적인 효과를 나타낸다.

따라서, 제안된 개입모형은

$$\ln Y_t = \frac{w}{1-\delta B} P_t^{(T)} + \frac{a_t}{1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_7 B^7}$$

이고, 모수 추정결과 추정된 모수들은 거의 모두가 유의하며 모형진단결과 모두 만족스럽게 나타났다. <표 3-2>에서 추정된 모수들 중 주 관심사인 개입효과는 $w = -0.40797$ 이고, 개입의 영구적인 효과인 $\delta = 0.87321$ 이므로 시간이 흐름에 따라 서서히 감소하는 모습으로 지속되고 있음을 알 수 있다.

그림 3.2 개입모형의 모수 추정결과

Conditional Least Squares Estimation						
Parameter	Estimate	Approx Std Error	T Ratio	Lag	Variable	Shift
MU	4.84301	0.0041203	1175.40	0	LC3	0
ARI,1	0.84809	0.01195	70.94	1	LC3	0
ARI,2	0.29360	0.01516	19.36	2	LC3	0
ARI,3	-0.13319	0.01458	-9.14	3	LC3	0
ARI,4	-0.40604	0.01384	-29.34	4	LC3	0
ARI,5	0.45691	0.01458	31.33	5	LC3	0
ARI,6	-0.33812	0.01518	-22.28	6	LC3	0
ARI,7	0.08133	0.01196	6.80	7	LC3	0
NUM1	-0.40797	0.06016	-6.78	0	PT	0
DEN1,1	0.87321	0.07019	12.44	1	PT	0

Constant Estimate	= 0.95607096
Variance Estimate	= 0.00460471
Std Error Estimate	= 0.06785803
AIC	= -17695.51*
SBC	= -17627.026*

나머지 전극부위의 자료들에 대해서도 같은 과정에 따라 적합한 모형을 식별하고 추정하였다.

4. 시뮬레이션 결과분석

자극을 분류하는데 이용되는 판별함수를 계산하기 위해서는 공분산행렬이 필요한데, 어떤 공분산행렬을 적용하여야 하는가에 대한 검토가 먼저 요구된다. 이에 대한 결과가 표 3.1에 주어져 있다.

ARIMA분석의 경우 T_6 채널부위에서만 집단별 서로 다른 공분산을 이용하여 판별함수를 계산하지만 나머지 모든 채널에 적용되는 공분산은 합동공분산행렬이 적용됨을 알 수 있다. 그러나 개입모형을 적용한 경우 좌측전극부위는 4개 채널 모든 부위에서 합동공분산행렬이 적용되는 것으

로 나타난 반면 우측부위에서는 P_4 부위를 제외하고는 집단별 서로 다른 공분산이 판별함수의 계산에 이용되는 것으로 나타났다.

표 3.1 청각자료의 검정통계량 값

부위	ARIMA 모형적용			개입모형 적용		
	χ^2 통계량	p-값	공분산행렬	χ^2 통계량	p-값	공분산행렬
좌측 T_3 T_5 C_3 P_3	46.9656	0.1043	합동공분산행렬	51.5613	0.6068	합동공분산행렬
	26.3515	0.8805	합동공분산행렬	47.2029	0.7634	합동공분산행렬
	42.0088	0.2267	합동공분산행렬	58.5629	0.3461	합동공분산행렬
	36.0878	0.4645	합동공분산행렬	56.5656	0.4163	합동공분산행렬
우측 T_4 T_6 C_4 P_4	40.3226	0.2849	합동공분산행렬	76.0614	0.0315*	그룹내공분산행렬
	62.9722	0.0036*	그룹내공분산행렬	106.4201	0.0001*	그룹내공분산행렬
	43.2895	0.1882	합동공분산행렬	76.5137	0.0219*	그룹내공분산행렬
	34.2529	0.5518	합동공분산행렬	67.9516	0.1128	합동공분산행렬

주) * : 유의수준 0.05에서 유의함을 의미

청각자료의 쾌 반응과 불쾌 반응에 대한 각 전극부위별 판별분석 시물레이션 결과들에 대해 표 3.2와 표 3.3을 이용하여 설명하고자 한다.

ARIMA모형에 의한 판별분석결과가 표 3.2에 주어져있는데, 먼저 좌측 청각반응부위 중 각 채널별 쾌-불쾌 반응의 판별분석결과를 살펴보면, 4개의 채널 중에서 T_5 , C_3 , P_3 채널부위는 판별분류결과 적중율이 64.7%로 같게 나타났으나 적중율 58.8%인 T_3 보다는 상대적으로 높은 수준을 보이고 있지만 대체적으로 적중율이 낮은 경향을 보이고 있다.

한편, 오분류된 피험자수는 T_3 채널의 경우 쾌-불쾌 감성자극에서 각각 7명으로, C_3 채널에서는 각각 6명으로 같게 나타났으나, T_5 채널에서는 쾌 반응에서, P_3 에서는 T_5 와 반대로 불쾌 반응에서 오분류가 많이 되었음을 보여주고 있다.

표 3.2 ARIMA모형에 의한 판별분석 결과

반응	피험자	좌 측 부 위				우 측 부 위			
		T_3	T_5	C_3	P_3	T_4	T_6	C_4	P_4
쾌 반 응	1	o	o	o	o	*	o	*	*
	2	*	*	*	*	*	o	o	*
	3	*	*	*	*	*	*	*	*
	4	o	o	o	o	o	o	o	o
	5	o	*	*	o	o	o	o	o
	6	*	o	o	o	*	o	*	o
	7	*	o	o	*	o	o	o	o
	8	o	o	o	o	o	o	o	o
	9	o	o	o	o	o	o	o	o
	10	*	*	*	*	o	*	*	*
	11	*	*	*	*	o	o	*	*
	12	o	o	o	o	o	o	o	o
	13	o	o	o	o	o	o	o	*
	14	o	*	o	o	o	o	o	o
	15	*	*	*	o	*	o	o	o
	16	o	o	o	o	o	o	o	o
	17	o	o	o	o	o	o	*	o
불 쾌 반 응	1	o	o	o	o	o	o	o	*
	2	o	o	o	o	o	o	o	o
	3	o	o	*	o	o	o	*	o
	4	*	*	*	*	*	o	o	*
	5	*	o	*	*	*	o	*	o
	6	o	*	o	o	*	o	o	o
	7	o	o	o	o	o	*	o	*
	8	o	*	*	*	o	o	*	*
	9	o	o	o	o	o	o	o	o
	10	o	o	o	o	o	o	o	o
	11	*	o	o	o	o	o	o	o
	12	*	o	*	*	o	*	*	*
	13	*	o	o	*	o	o	o	o
	14	*	*	o	o	o	o	o	*
	15	o	o	*	*	*	o	*	*
	16	o	o	o	o	o	o	o	o
	17	*	*	o	*	o	o	o	o
적중율(%)		58.8	64.7	64.7	64.7	73.5	88.2	67.7	61.8

주) o : 올바른 분류 * : 잘못된 분류

그러나, 우측 청각부위에서는 4개 채널 중 T_6 가 적중율이 88.2%로서 가장 정확하게 분류되었으며, 다음으로 T_3 가 73.5%로 높은 반면 C_4 는 분류율이 67.7%로 우측청각부위 중 분류율이 가장 낮은 P_4 에 비해 약 6% 높게 나타났다.

그리고 좌·우측반응부위별 판별분석결과에 따른 좌·우측 동일 위치의 각 부위별 적중율을 비교해 보면 T_3 보다는 T_4 가 약15%, T_5 보다는 T_6 가 약29%가 좌측부위에 비해서 우측부위가 정확하게 분류됨을 알 수 있다. 그러나 C_3, P_3, C_4, P_4 의 채널은 각각 3%내외로 별 차이가 없는 것으로 나타났다.

또한, 적중율을 평가하기 위한 기준으로 사용되는 C_{max} 와 C_{pro} 의 값은 계산결과 0.5로 동일하며, 각 반응부위별 기준값 대비 증가율을 살펴보면 T_3 부위에서는 17.6%, T_5, C_3, P_3 에서는 29.4%, T_4 부위에서는 47.1%, T_6 는 76.4%, C_4 는 35.3%, P_4 는 23.6%만큼 분류율이 증가하였음을 보여주고 있으며 그 중 우측반응부위의 T_6 가 가장 높은 정확도를 보여주고 있다. 여기서 T_3 를 제외한 모든 채널의 적중율 증가량이 20%이상이므로 판별분류 결과가 의미가 있다고 사료된다. 이 분석결과 역시 좌측부위에 비해 우측부위가 판별분류가 잘 되었음을 보여주고 있다.

따라서 ARIMA모형을 이용한 청각자료의 판별분석결과 좌측부위와 우측부위의 결과를 비교해 보면 대체적으로 좌측부위 보다는 우측부위에서 훨씬 더 판별분류가 잘되었음을 보여주고 있다. 그러므로 청각자극을 판별분류할 때는 우측전극부위를 이용하여 분류를 하는 것이 훨씬 더 타당하다고 할 수 있다.

한편, 표 3.3은 개입모형에 의한 시뮬레이션 결과인데, 좌측 청각반응부위의 4개 채널 중에서 T_3 가 적중율이 73.5%로 가장 정확하게 분류되었으며 다음으로 T_5 가 70.6%인데 비해 C_3, P_3 는 적중율이 67.7%로 좌측부위 중 적중율이 T_3, T_5 에 비해 다소 낮게 나타남을 알 수 있다. 그리

고 분류율은 쾌 반응보다는 불쾌 반응에서 대체적으로 높게 나타났으며 이는 불쾌 자극반응이 쾌 자극반응에 비해 뇌에 미치는 자극반응이 크게 나타나기 때문으로 보인다.

표 3.3 개입모형에 의한 판별분석 결과

반응	피험자	좌 측 부 위				우 측 부 위			
		T_3	T_5	C_3	P_3	T_4	T_6	C_4	P_4
쾌 반 응	1	o	o	*	*	o	o	o	*
	2	o	*	*	o	o	o	*	*
	3	*	o	*	*	*	o	o	*
	4	o	o	o	o	o	o	o	o
	5	o	o	o	o	o	*	o	o
	6	o	o	o	o	*	*	o	*
	7	*	*	o	*	o	o	o	o
	8	o	o	*	o	o	*	o	o
	9	*	o	o	o	o	o	o	o
	10	o	o	o	o	o	o	o	o
	11	o	*	o	o	o	*	o	o
	12	o	o	o	o	o	o	o	o
	13	o	o	o	o	o	o	o	o
	14	o	o	*	o	o	o	o	o
	15	*	*	*	*	o	o	o	o
	16	o	o	*	*	o	o	o	o
	17	*	o	o	*	*	*	*	o
불 쾌 반 응	1	o	o	o	o	o	o	o	o
	2	o	o	o	o	o	o	*	o
	3	o	o	o	o	o	o	o	o
	4	o	*	o	o	o	o	o	*
	5	o	*	o	*	o	o	o	o
	6	*	o	o	o	o	o	o	*
	7	o	o	o	o	o	o	o	o
	8	*	*	*	*	o	o	o	*
	9	o	o	o	o	o	o	o	o
	10	o	*	*	*	o	o	o	o
	11	*	o	o	o	o	o	o	o
	12	o	o	o	*	o	o	*	*
	13	*	*	*	*	o	o	o	o
	14	o	o	o	o	o	o	o	*
	15	o	o	o	o	o	o	o	o
	16	o	o	o	o	o	o	o	o
	17	o	*	*	o	o	o	o	*
적중율(%)		73.5	70.6	67.7	67.7	91.2	85.3	88.2	70.6

주) o : 올바른 분류 * : 잘못된 분류

우측 청각부위에서는 T_4 채널이 91.2%로 4개 채널 중 가장 높은 적중율을 보이고 있으며 다음으로 C_4 가 88.2%, T_6 가 85.3%순으로 적중율이 높게 나타났다. 또 불쾌 반응을 나타낸 17명의 피험자 중 T_4 , T_6 부위에서는 100%가 정확하게 판별분류되는 것으로 나타난 반면 뇌파분석에 영향을 적게 미치는 부위인 P_4 부위에서는 적중율이 가장 낮게 나타났다. 우측청각부위 역시 쾌 반응에서보다는 불쾌 반응에서 P_4 부위외는 분류율이 대체적으로 높거나 같게 나타남을 알 수 있다.

또한, C_{max} 와 C_{pro} 의 값은 역시 0.5로 동일하며, 각 반응부위별 판별식에 의한 분석결과 좌측부위의 T_3 채널에서 47.1%, T_5 채널에서 41.2%, C_3 , P_3 에서는 35.3% 그리고 우측부위 중 T_4 는 82.4%, T_6 는 70.6%, C_4 는 76.5%, P_4 부위에서는 41.2% 만큼 분류율이 증가하였는데 그 중 우측반응부위 T_4 , T_6 , C_4 채널의 증가율이 높게 나타나 정확하게 분류되었음을 보여주고 있다. 이 또한 우측반응부위별 판별분류가 좌측부위에 비해 판별분류가 잘 되었음을 보여주고 있다.

판별분석결과 청각자료에서 좌측부위와 우측부위의 분류결과를 비교해 보면 대체적으로 좌측부위 보다는 우측부위에서 훨씬 더 판별분류가 잘되었음을 보여주고 있다. 그리고 일반적으로 뇌파분석시에 많이 이용되는 좌측청각의 T_3 , T_5 채널과 우측청각부위 T_4 , T_6 는 다른 부위에 비해서 적중율이 높게 나타남을 표 3.2와 표 3.3에서 보여주고 있다. 이는 다른 채널에 비해 청각자극에 보다 많은 영향을 받는 것으로 보여진다. 또한 쾌 반응과 불쾌 반응에서 판별분류결과는 오히려 불쾌 반응에서 판별분류가 잘됨을 보여주고 있는데 이는 불쾌 자극이 쾌 자극에 비해 뇌에 감성자극반응이 크게 전달되기 때문인 것으로 사료된다.

한편, ARIMA모형에 의한 판별분석결과와 개입모형에 의한 판별분석결과를 비교해 보면 개입모형을 이용하여 판별분석을 하는 것이 타당한 것으로 나타났다. 왜냐하면, 좌측반응부위의 쾌-불쾌 반응에서 ARIMA모

형에 의한 판별분류보다는 개입모형에 의한 판별분류결과가 T_3 채널의 경우는 약 15%, T_5 는 6%, C_3 , P_3 는 약 3% 정도 적중율이 높게 나타났으며, 우측반응부위 경우 T_4 채널부위는 약 18%, C_4 는 약 21%, P_4 는 9% 정도 높게 나타나 ARIMA에 의한 분류결과보다 개입모형을 이용한 판별분류가 오히려 훨씬 더 좋은 결과를 보여주고 있다. 그러므로 두 모형을 이용한 뇌파신호에 대한 판별분류 비교결과는 개입모형에 의한 판별분류가 보다 타당하다.

IV. 결 론

뇌파신호에 대한 분석방법은 최근 많은 연구가 진행되어 왔는데 특히 시계열모형 ARIMA모형을 이용하여 모수를 추정한 뒤 이 추정된 계수값을 이용하여 신경망 이론이나 퍼지이론 등에 적용하는 연구가 있었다.

본 연구에서 통계분석에 적용된 뇌파신호는 청각자극을 제시하기 전·후의 피험자별 각 전극부위별 EEG생리신호를 적용하여 종합적으로 결과를 분석하였다. 청각자료에 대한 반응부위별 판별분류의 결과를 비교 분석하기 위해 ARIMA모형을 이용한 경우와 개입모형을 이용한 경우 각각에 대해 적절한 모형을 설정하여 모수를 추정하고 이들 추정된 모수값에 다변량분석방법인 판별분석방법을 적용하여 뇌파신호를 분류하는 방법에 대해 비교분석하였다.

결과적으로 판별분석결과 청각자료에서 좌측부위와 우측부위의 분류 결과를 비교해 보면 대체적으로 좌측부위 보다는 우측부위에서 훨씬 더 판별분류가 잘된 것으로 나타났으며, ARIMA모형에 의한 판별분석결과와 개입모형에 의한 판별분석결과를 비교해 보면 개입모형에 의한 판별분석이 각 채널별로 적중율이 높게 나타나 개입모형을 이용한 분석이 타당한 것으로 나타났다. 또한 깨-불깨 반응에 대한 판별분류결과는 오히려 불깨 반응에서 판별분류가 잘됨을 시뮬레이션 결과에서 보여주고 있는데 이는 불깨 자극이 깨 자극에 비해 뇌에 미치는 충격이 크기 때문인 것으로 사

료된다.

한편, 본 연구에서 뇌파신호를 각각 휴식상태에서와 자극 제시 한 상태에서 각각 한번의 실험에 의해 이루어진 측정자료에 의해 판별분류를 하였으나 이런 실험을 여러번 반복 실험한 자료가 주어진다면 훨씬 더 정확한 판별함수가 얻어질 수 있으며 따라서 보다 정확한 판별분류가 행해지리라 사료된다. 또한 개발한 판별함수를 일반화시킨다면 쾌-불쾌 감성을 분류하는데 이용할 수 있다. 이를 위해서는 더 많은 피험자들에 대한 실험과 일반화할 수 있는 변수를 추출하여 판별모형에 포함시켜야 할 것으로 판단된다.

본 연구는 인간의 쾌-불쾌 감성을 뇌파신호를 통해 객관적으로 정량화하고 이를 분류할 수 있는 방법을 제시하였으며 또 설문지 등에 의한 기존의 주관적인 감성평가 방법의 문제점을 보완하는데도 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

<참 고 문 헌>

- (1) 김정환(1996), “웨이브렛 변환을 이용한 청각자극에 의해 유발되는 뇌파의 분석에 관한 연구,” 석사논문, 인제대학교.
- (2) 김정환 · 황민철 · 김진호(1997), “인간시각감성에 의한 뇌파의 wavelet 특성”, 대한인간공학회, 대한인간공학회 추계학술대회.
- (3) 임성식 · 김치용 · 김진호(1998), “생리신호(EEG신호)의 시계열 분석에 관한 연구,” 서경대학교(한국표준과학연구원 연구과제).
- (4) 채서일(1994), “사회과학 조사방법론”, 학현사, 서울.
- (5) 최정미 · 황민철 · 배병훈 · 유은경 · 오상훈 · 김수용 · 김철중(1998), “단일 전극뇌파에 의한 패, 불패 감성의 정량화,” 한국감성과학회지, 제1권 제1호.
- (6) Abraham, B. and Ledolter, J.(1983), “*Statistical Methods for Forecasting*,” New York : John Wiley.
- (7) Anderson, C.W., Atolz, E.A. and Shamsunder,S.(1997), “Multivariate Autoregressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalogram During Mental Tasks,” Colorado State University.
- (8) Andreassi, J.L.(1995), “*Psychophysiology-Human Behavior and Physiological Response*,” 3rd Ed, New Jersey, Lawrence Elbaum Associates, Publishers.
- (9) Box, G.E.P., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C.(1994), “*Time Series Analysis : Forecasting and Control*,” 2nd ed. San Francisco: Holden-Day.
- (10) Carson, N.R.(1991), “*Physiology of Behavior*,” Needham, Massachusetts, Allyn and Bacon.
- (11) Jasper, H.(1958), “The Ten Twenty Electrode System of the

International Federation," *Electroencephalographic Clinical Neurophysiology*, 10:371-375.

- (12) Mallat S.G. and Zhang Z.(1993), "Matching Pursuit with Time-Frequency Dictionaries," *IEEE Transactions on Signal Proceeding*, Vol. 41. No. 12, 3397-3415.
- (13) Min Cheol Whang, Hee Kwan Cho and Chul Jung Kim(1996), "EEG Characteristics of Auditory Comfort Sensitivity," 대한인간공학회지, 제15권 제2호.
- (14) Wei, W.W.S.(1990), "*Time Series Analysis-Univariate and Multivariate Methods*," California : Addison Wesley.

The Comparative Analysis on the Discrimination of a Pleasant and an Unpleasant State from EEG Signals

Seong-Sik Lim*, Chi-Yung Kim*

<Abstract>

In this paper, we made a comparative study of the discriminative results of EEG(electroencephalogram) signals using AR(autoregressive) model and intervention model. Six stimuli were presented at random according to the experimental schedule. The 8-channel (C_3 , C_4 , P_3 , P_4 , T_3 , T_4 , T_5 , and T_6) of 21-channel EEG signals were recorded at a sampling rate of 204.8 Hz for auditory stimuli and analyzed. After the presentation of six random sequential stimuli, each subject subjectively assessed the stimulus by scaling from -5 to 5. If the stimulus was the best and the worst, it was scored 5 and -5, respectively. Only maximum and minimum scored-EEG signals within each subject were selected on the basis of subjective assessment for analysis.

EEG signals were classified with Discriminant Analysis for each channel based on the coefficients using AR model and intervention model. It is observed from the simulation result that the intervention model is superior to the AR model.

This study could be extended to establish an algorithm which quantify and classify emotions evoked by auditory stimulus using intervention models.